

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0107-05

基于迁移学习的茶叶嫩芽识别方法

成梓鹏¹, 汪谦谦¹, 金小俊^{1,2}, 雷万鹏¹, 韩康², 陈勇¹

(1. 南京林业大学机械电子工程学院, 南京 210037; 2. 北京大学现代农业研究院, 山东 潍坊 261325)

摘要: 针对当下茶叶生产中普遍存在的人工采摘成本高及传统嫩芽识别技术精度不够高的问题。为了研究出一种具备强泛化能力, 适用于不同品种和不同环境的嫩芽识别算法。该研究通过采集大量不同茶树品种、不同光照强度、不同时间段的茶叶图像构建高质量的深度学习训练数据集, 选用目标检测神经网络模型 CornerNet, YOLOv7 和 Faster RCNN 对一芽一叶进行样本训练和测试, 并引入迁移学习 (transfer learning, TL) 方法优化特征提取与模型收敛, 显著提高算法在跨品种、跨环境下的泛化能力。对比分析不同网络模型的识别效果。结果显示, 融合迁移学习的 TL-YOLOv7 网络模型识别一芽一叶的效果最优, 不同茶树品种、不同光照条件以及不同时间段下对嫩芽识别 AP 值达到 95.3%, 召回率为 92.9%, 每幅图像的检测时间为 0.017 s, 实现了高精度和实时性的统一, 从而得出 TL-YOLOv7 网络模型能够有效识别茶叶嫩芽的结论, 并在不同条件下具有良好的适应性, 为茶叶机械化智能采摘提供了可靠的算法支撑。

关键词: 茶叶嫩芽; 目标检测; 深度学习; 迁移学习; TL-YOLOv7 算法

中图分类号: TP391.413; TS272.7

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0107-05

Tea shoot recognition based on transfer learning

Cheng Zipeng¹, Wang Qianqian¹, Jin Xiaojun^{1,2}, Lei Wanpeng¹, Han Kang², Chen Yong¹

(1. School of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;

2. Institute of Advanced Agricultural Sciences, Peking University, Weifang 261325, Shandong, China)

Abstract: In response to the current difficulty in tea picking and the insufficient accuracy of traditional sprout recognition. To develop a tender shoot recognition algorithm suitable for different varieties and environments. A deep learning training dataset is constructed by collecting a large number of tea images. Three object detection neural network models, CornerNet, YOLOv7, and Faster RCNN are selected for training and testing one shoot and one leaf samples. Transfer learning methods are incorporated into these models to enhance their generalization ability. The recognition results of different network models are compared and analyzed. The results show that the TL-YOLOv7 network model demonstrated the best performance in identifying one shoot and one leaf. The AP value for identifying tender buds in different varieties, lighting conditions, and time periods reached 95.3%, along with a recall rate of 92.9%. The detection time for each image is 0.017 seconds. Therefore, it can be concluded that the TL-YOLOv7 network model can effectively recognize tea leaf shoot and demonstrate good adaptability under different conditions.

Keywords: tea shoot; object detection; deep learning; transfer learning; TL-YOLOv7 algorithms

茶叶源于中国, 茶叶的经济价值最早可追溯到秦汉时期, 至西汉时期茶叶便普及到了人们的日常生活中, 成为“常饮品”^[1]。当前, 茶叶嫩芽的采摘技术主要分为人工采摘及机械采摘^[2]。传统的人工采摘方式效率低且成本高。近年来, 智能采茶机器的出现提高了嫩芽采收的效率, 而采茶机器精准采摘嫩芽的关键便在于茶叶嫩芽的目标检测技术。

传统的嫩芽识别通常利用嫩芽本身的颜色、形状及纹理特征进行图像识别, 杨福增等^[3]基于颜色和形状特征的处理方法, 首先在 RGB 颜色空间中提取茶叶图像的 G 分量, 并采用双阈值方法对图像进行分割。继而根据茶叶嫩

芽的形状特征, 检测茶叶嫩芽的边缘。韦佳佳等^[4]开展了自然环境下茶叶嫩芽识别方法的研究, 分别在 RGB、YIQ、Lab、HSI 以及 YCrCb5 种颜色空间下利用色彩因子对嫩芽进行分割, 试验表明, 这些色彩因子均可在自然环境下对茶叶嫩芽进行有效识别。

基于颜色或形状特征的嫩芽识别方法所用特征相对单一, 而自然环境下, 茶叶背景多变, 受天气、光线、茶叶生长状态及茶叶姿态的影响, 嫩芽识别更为复杂^[5]。近年来, 基于深度学习的目标检测算法发展迅速, 通过构建多层神经网络, 进行模型训练和学习, 对数据特征进行提取^[6], 在茶叶嫩芽识别领域得到较好的应用。许高建等^[7]

收稿日期: 2025-01-12; 录用日期: 2025-02-15

基金项目: 国家自然科学基金项目 (32072498); 江苏省高等学校大学生创新创业训练计划项目 (202310298014Z); 江苏省重点研发计划项目 (BE2021016)

作者简介: 成梓鹏 (2003—), 男, 研究方向: 人工智能。

通信作者: 陈勇 (1965—) 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 机电一体化。

引用本文: 成梓鹏, 汪谦谦, 金小俊, 等. 基于迁移学习的茶叶嫩芽识别方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 107-111. (Cheng Zipeng, Wang Qianqian, Jin Xiaojun, et al. Tea shoot recognition based on transfer learning[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 107-111.)

采用改进 Faster R-CNN 算法对茶叶嫩芽图像进行识别,结果表明该算法对茶叶嫩芽的特征提取表现出明显的优势,识别精度达到了 85.14%,但模型在复杂环境下的普适性欠佳,易受光照、阴影及遮挡的影响,且分割速度较慢,分类标准较为粗糙。方梦瑞等^[8]通过添加浅层特征层、引入注意力机制和双向特征金字塔结构对 YOLOv4-tiny 模型进行改进,对整株嫩芽识别的召回率提高 23.14 个百分点。有效提高不同尺度下嫩芽检测的精确率,大幅度减少小尺寸或遮挡嫩芽的漏检情况,在保持轻量化计算成本的基础上获得较为明显的检测精度。吕丹瑜等^[9]使用原始 YOLOv5 模型对白色背景下茶叶嫩芽进行分级识别,结果表明 YOLOv5 模型具有速度快、准确率高的优点,能够精准地区分和判定不同茶树新梢类型。

本文在深度学习的模型中引入迁移学习方法,对训练集进行模型训练,将数据集预训练得到的特征权重迁移到茶叶嫩芽识别的初始化过程,减少数据需求,加快训练速度,并且提高对茶叶嫩芽的识别准确度。同时,验证识别效果最好的模型在不同条件下的泛化能力。

1 数据集构建

1.1 数据采集

为保证所选网络模型对多品种茶叶的识别效果,分别于 2023 年和 2024 年春季在常州市金坛区和杭州市西湖区,使用数码相机对不同品种的茶树进行图像采集。包括鸠坑群体种、龙井长叶、龙井 43 和中茶 108 的嫩芽图像,共计 677 张。为增加图像数据的多样性,在不同时期(3 月中旬和 4 月中旬)不同光照条件(强光和弱光)下分别进行采集。收集并标注茶叶嫩芽的数据集,收集包含毛尖、嫩芽及其他类型茶叶图像的数据集,确保数据中包含不同角度、光照条件和背景的茶叶图像。

1.2 数据预处理

为进一步丰富深度学习训练集数据,采用数据增强的方法对训练样本进行扩充,通过 Python 中数值扩展库(numerical python, NumPy)库的矩阵切片函数,分别以图片的 4 个角为顶点,裁剪出 4 张 2 000×2 000 像素的图片。图像增强后,训练集图像总数为 2 708 张。

将图像数据输入神经网络之前,对完整度不低于 50%的一芽一叶进行标注。使用 LabelImg 图像标注软件对图像进行标注,标注的一芽一叶类别名称为“leaf”,将标注的信息保存成可扩展标记语言(extensible markup language, XML)文件 XML 文件。数据集按照 8:1:1 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。

2 茶叶嫩芽识别算法

2.1 深度学习模型

基于深度学习的目标检测算法可分为锚框(Anchor-based)的和无锚框(Anchor-free)两类。基于锚框的检测算法又可分为单阶(one-stage)和基于二阶(two-stage)检

测算法^[10]。单阶检测算法通常使用直接的全卷积架构,直接在原图中提取特征来预测物体类别和位置,将边框定位问题转化为回归问题处理,具有较高的时间效率。而二阶检测算法首先生成候选区域并从每个候选区域中提取特征,然后使用区域分类器预测候选区域中对象的类别,通常有较好的检测性能。与基于锚框的检测算法相比,无锚框算法通过端到端的训练,使得提取特征更加鲁棒且跟踪速度更高^[11]。

分别选取无锚框检测算法中的 CornerNet 模型,单阶检测算法中的 YOLOv7 模型和二阶检测算法中的 Faster RCNN 模型进行训练,通过对比分析识别结果,选出识别一芽一叶效果最佳的模型。

无锚框的检测算法 CornerNet 使用一个深度卷积神经网络作为特征提取器。这一网络旨在通过特征金字塔提取多尺度信息,从而更有效地检测不同大小的目标,将目标的边界框检测为 1 对关键点^[12],即边框的左上角和右下角。通过将目标检测转化为关键点的检测,通过角点检测结果之间的关系来组成完整的边界框,消除对于锚框的依赖,极大地简化网络的输出。

Faster R-CNN 算法将特征提取、区域候选网络(region proposal networks, RPN)、感兴趣区域池化(region of interest pooling, ROI Pooling)和目标分类集成在一个网络中^[13],其最突出的特点在于提出了一种有效的目标区域定位方法,并在特征图中逐区域索引特征,缩短卷积运算时间,在保证精度的前提下实现更快速的特征提取。

YOLOv7 目标检测算法主要由输入(Input)、骨干网络(Backbone)和检测头(Head)3 个部分组成,首先将图片的大小缩放为 640×640 像素,输入到骨干网络中,输出 3 层不同大小的特征图,经过检测头网络进一步训练,通过重新参数化卷积层(re-parameterized convolutional layer, RepConv)输出预测 3 个不同尺寸的预测结果。YOLOv7 检测头网络通过扩大感受野,实现了不同特征尺度信息的融合,同时减少计算量。YOLOv7 还采用特殊的残差结构 RepConv 辅助训练,进一步降低网络复杂度。

2.2 迁移学习方法

迁移学习方法可以有效增强目标检测网络的泛化能力。迁移学习是将源域的知识迁移到目标域的机器学习方法^[14],将从源域中学习到的模型参数作为目标域训练的初始值,比随机初始化权重效果更好,可以防止训练时的过拟合,提高模型的泛化能力^[15]。经过大量研究发现,迁移学习方法在图像识别、文本分类、目标识别等方面都得到了较好的应用^[16-20]。

迁移学习中的 MS COCO 数据集,其包含目标检测、分割、关键点检测等任务,包含 80 个类别,80 000 张图片。在预训练阶段,模型通过在 MS COCO 数据集上进行训练,学习到丰富的图像特征。这些特征包括边缘、纹理、形状等基础视觉元素,不同类别的图像中具有通用性。

首先使用 MS COCO 数据集对 3 种网络模型进行预训

练,再将得到的特征权重迁移到茶叶嫩芽识别的初始化过程,进行模型微调,得到迁移学习模型 TL-CornerNet, TL-Faster R-CNN 和 TL-YOLOv7,进行最终的茶叶嫩芽识别。迁移学习茶叶嫩芽识别流程如图 1 所示。

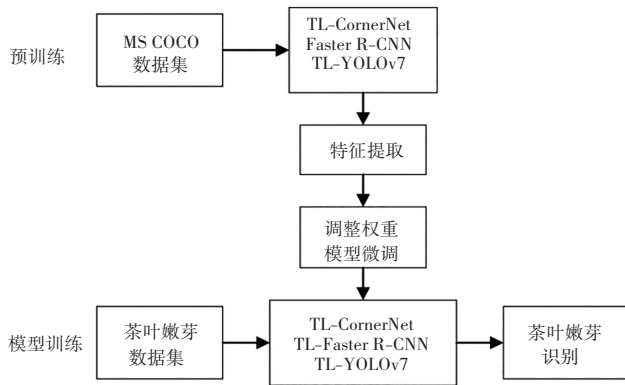


图 1 迁移学习茶叶嫩芽识别流程

Fig. 1 Transfer learning process for tea shoot recognition

通过迁移学习的过程,预训练模型充分利用 MS COCO 数据集的丰富特征表示能力,提升茶叶嫩芽识别的准确性,同时减少对大规模标注数据的依赖。有效增强模型的学习能力和效率,使模型在茶叶嫩芽识别任务中表现出色。

2.3 试验环境和参数设置

在进行嫩芽识别的模型训练之前,搭建深度学习环境。试验在 Ubuntu 18.04 操作系统上进行,选用 MMDetection 框架,所用的计算机配置为 Intel(R) core(TM) i9-10920X 处理器,运行内存为 64 GB,并配有 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti 显卡。

3 种训练的网络分别为 TL-CornerNet, TL-Faster R-CNN, TL-YOLOv7 网络模型,配置文件中的目标类别数为 1,类别名称为“leaf”。输入图片分辨率均调整为 640 像素×640 像素,批次大小(Batch-Size)设置为 16,将算法在数据集上运行的迭代次数(Epoch)设置为 100,使用 Adam 优化器进行优化并将学习率(Learning Rate)设置为 0.001,学习率动量设置为 0.937。

2.4 评价指标

使用精度(Precision, P)、召回率(recall, R)、平均精度(average precision, AP)和 F_1 值评价模型性能。

精度表示预测为真正类的结果占总目标的比值,精度越高,目标检测越准确。精度的定义如下:

$$P = TP / (TP + FP) \quad (1)$$

其中,TP 表示实际为正例且预测为正例的数量;FP 表示实际为负例但预测为正例的数量。

召回率表示正例样本被预测为正例的概率,召回率越高则被检测到的真实目标数量越多。召回率的定义如下

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

其中,FN 表示实际为正例但预测为负例的数量。

以召回率为横轴,精确率为纵轴,将每次检测的数据绘制成 P-R 曲线,曲线与坐标轴围成的面积即为 AP。一

般以平均精度均值(mean average precision, mAP)为目标检测算法的评价指标,mAP 表示多个类别 AP 的平均值,进行嫩芽识别只针对一芽一叶 1 个类别即“leaf”进行目标检测,mAP 与 AP 相等,故以 AP 评价模型性能,AP 值越高则识别效果越好。

F_1 值为精度和召回率的调和平均数, F_1 值越高表明模型的综合性能越佳。 F_1 值的定义如下:

$$F_1 = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (3)$$

其中,TN 表示实际为负例且预测为负例的数量。

为验证模型对嫩芽识别的泛化能力,并考虑到茶叶品种、光照条件和茶叶生长阶段等因素对试验结果的影响,在 3 种网络中选择识别效果最好的网络对不同品种、不同光照条件和不同时间段的茶叶进行识别。每组试验分别选取不同类型的图片 10 张,记录每个类型的 AP 值、识别率 p 和误判率 f 。识别率为识别出的嫩叶个数占真实嫩芽个数的百分比,如下式计算:误判率为将背景误识别为嫩芽的个数占真实嫩芽个数的百分比。

$$p = n / N \times 100\% \quad (4)$$

$$f = m / N \times 100\% \quad (5)$$

其中, N 为真实嫩芽个数, n 为网络模型识别出的嫩芽个数, m 为背景误识别为嫩芽的个数。

3 试验结果与分析

3.1 不同网络识别结果对比

训练过程中,当 loss 值趋于稳定,表示训练进入收敛阶段。TL-CornerNet, TL-Faster R-CNN, TL-YOLOv7 网络模型分别在第 62, 20, 12 个 epoch 收敛,3 个模型采用相同的茶叶嫩芽数据集经过 100 个 epoch 训练后,使用测试集数据对一芽一叶进行识别。得到的测试结果如表 1 所示。

表 1 3 种网络测试结果

Tab. 1 Test results of three networks

| 网络模型 | $P / \%$ | $R / \%$ | AP / % | F_1 值 | 检测时间/s |
|-----------------|----------|----------|--------|---------|--------|
| TL-CornerNet | 43.1 | 26.0 | 45.6 | 0.324 | 0.067 |
| TL-Faster R-CNN | 76.5 | 86.7 | 79.4 | 0.813 | 0.074 |
| TL-YOLOv7 | 87.8 | 92.9 | 95.3 | 0.903 | 0.017 |

通过观察,TL-YOLOv7 网络模型对测试样本的识别精度最高,为 87.8%,TL-YOLOv7 网络模型对测试样本的召回率最高,为 92.9%,TL-YOLOv7 网络模型对测试样本的 AP 值达到了 95.3%,TL-YOLOv7 网络模型对测试样本的 F_1 值为 0.903,TL-YOLOv7 网络模型对测试样本的检测时间最短,达到每幅图 0.017 s。试验表明 TL-YOLOv7 网络模型对一芽一叶的识别效果最好,且实时性最强,综合性能最佳。

为验证迁移学习对网络模型识别率的作用,使用 3 种原始网络模型对相同的茶叶嫩芽数据集进行训练和测试,将得到的 AP 值与迁移模型进行对比,如表 2 所示。

表 2 原始模型与迁移模型的 AP 值对比

Tab. 2 Comparison of AP values between the original models and the transfer learning models

| 网络模型 | AP/% | |
|--------------|------|------|
| | 原始模型 | 迁移模型 |
| CornerNet | 40.8 | 45.6 |
| Faster R-CNN | 68.2 | 79.4 |
| YOLOv7 | 84.7 | 95.3 |

经过迁移学习,3 种网络模型对茶叶嫩芽的识别率提升明显,其中 TL-CornerNet 网络模型提升了 4.8%,TL-Faster R-CNN 网络模型提升了 11.2%,TL-YOLOv7 网络模型提升了 10.6%。说明迁移学习能对茶叶嫩芽的识别起

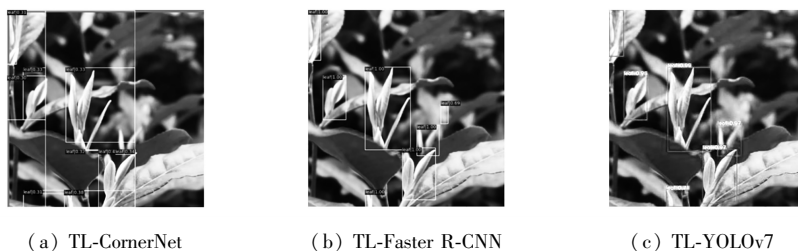


图 2 3 种网络进行一芽一叶识别示例

Fig. 2 Example of one shoot and one leaf identification by three kinds of networks

3.2.1 不同品种茶叶识别结果对比

为验证 TL-YOLOv7 网络模型对于茶叶品种的通用性,对不同品种的茶叶图像进行一芽一叶的识别。选取鸠坑群体种、龙井长叶、龙井 43 和中茶 108 的茶叶嫩芽图像各 10 张,进行测试,通过计算各自的 AP、P 和 f,对比分析网络模型的泛化能力。结果如表 3 所示。

在不同种类的图像中随机选取一张图像,识别结果如图 3 所示。

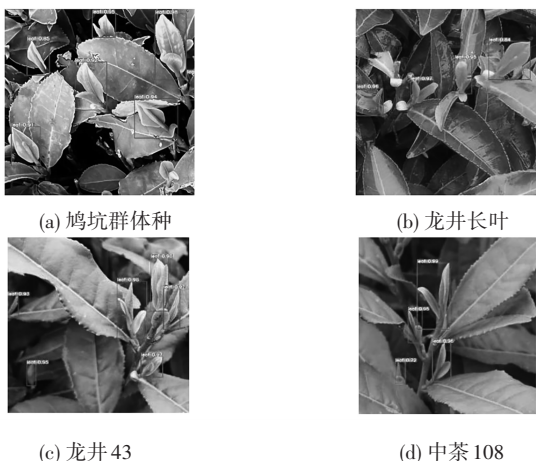


图 3 TL-YOLOv7 网络下不同品种茶叶识别结果对比

Fig. 3 Comparison of the recognition results of different varieties of tea using the TL-YOLOv7 network

3.2.2 不同光照条件下茶叶识别结果对比

为验证光照因素对 TL-YOLOv7 网络识别嫩芽的影响,对不同光照条件下的茶叶图像进行一芽一叶识别。选取强光照下和弱光环境下的茶叶嫩芽图像各 10 张,进行测试,通过计算各自的 AP、P 和 f 来对比分析网络模型

到积极影响。

TL-CornerNet、TL-Faster R-CNN 和 TL-YOLOv7 对一芽一叶进行识别的效果如图 2 所示。TL-YOLOv7 网络模型对一芽一叶有较好的识别效果,图像边缘和被树叶部分遮挡的嫩芽均能被检测到。TL-Faster R-CNN 网络模型对目标的检测过于灵敏,将背景误识别为嫩芽。TL-CornerNet 存在较大误差,这归因于其在训练过程中,每个目标都是由 1 对角构成,算法对检测目标的边界较为敏感,同时对目标的关键点产生误判,因此经常生成一些不正确的边界框。综合考虑,TL-YOLOv7 网络模型是 3 种网络中针对一芽一叶识别综合性能最强的网络模型,故针对 TL-YOLOv7 网络模型的识别结果进行分类讨论。

的适用性。结果如表 3 所示。

在不同光照条件下的图像中随机选取一张图像,识别结果如图 4 所示。



图 4 TL-YOLOv7 网络下不同光照条件茶叶识别结果对比

Fig. 4 Comparison of tea recognition results under different lighting conditions using TL-YOLOv7 network

3.2.3 不同时间段的茶叶识别结果对比

为对不同时间段茶叶图像的一芽一叶进行识别研究,选取 3 月中旬和 4 月中旬的茶叶嫩芽图像各 10 张,使用 TL-YOLOv7 网络模型进行测试,通过计算各自的 AP、P 和 f 来对比分析网络模型的适用性。结果如表 3 所示。

在不同时间段的图像中随机选取一张图像,识别结果如图 5 所示。



图 5 TL-YOLOv7 网络下不同时间段茶叶识别结果对比

Fig. 5 Comparison of tea recognition results in different time periods using TL-YOLOv7 network

表3 TL-YOLOv7在不同条件下茶叶嫩芽识别结果对比

Tab. 3 Comparison of the recognition results of different varieties of tea using the TL-YOLOv7

| | | % | | |
|------|-------|------|------|-----|
| 类型 | | AP | P | f |
| 茶叶品种 | 鸠坑群体种 | 92.4 | 91.3 | 6.3 |
| | 龙井长叶 | 90.2 | 89.6 | 5.9 |
| | 龙井43 | 93.2 | 94.7 | 8.5 |
| | 中茶108 | 96.4 | 95.6 | 4.3 |
| 光照条件 | 强光 | 93.4 | 92.6 | 6.5 |
| | 弱光 | 97.5 | 96.4 | 3.8 |
| 时间段 | 3月中旬 | 92.7 | 90.3 | 9.7 |
| | 4月中旬 | 95.6 | 94.7 | 5.3 |

网络模型对于鸠坑群体种、龙井长叶、龙井43和中茶108的一芽一叶都有较好的识别效果。AP值均达到90%以上,其中对于中茶108的识别效果最佳,AP值达到96.4%,P达到95.6%。TL-YOLOv7网络模型对不同品种茶叶的一芽一叶有更好的通用性。

TL-YOLOv7网络模型对强光照下和弱光环境下的一芽一叶识别均有不错的效果,识别率均大于90%,弱光条件下的识别率达到了97.5%。TL-YOLOv7网络模型对光照条件具有很好的适应性。

TL-YOLOv7网络模型对3月中旬和4月中旬的一芽一叶识别率均大于90%,4月中旬的AP值达到95.6%,P达到94.7%。嫩芽的生长状态对TL-YOLOv7网络模型的影响不大。

4 结论

本文对茶叶嫩芽精准识别问题进行研究,引入迁移学习法,得到TL-CornerNet,TL-Faster R-CNN和TL-YOLOv7,对数据集进行训练和测试,提高模型的泛化能力,对比不同网络分析模型的识别结果,其中TL-YOLOv7网络模型对一芽一叶的识别效果最好。

使用TL-YOLOv7网络模型在不同条件下进行测试,将不同品种茶叶嫩芽识别结果进行对比,该网络模型对于四个品种的茶叶嫩芽都具有很好的识别效果,AP值均达到90%以上,将不同时间段的茶叶嫩芽识别结果进行对比,3月中旬和4月中旬的一芽一叶识别率均大于90%,由此可见,嫩芽的生长状态对TL-YOLOv7网络模型的影响不大。将不同光照条件的茶叶嫩芽识别结果进行对比,强光照下和弱光环境下的一芽一叶识别率均大于90%,由此可见,TL-YOLOv7网络模型对光照条件具有很好的适应性。结果表明TL-YOLOv7网络模型对3种不同

的条件都有很好的适应性。

本文选择识别效果最好且检测速度最快的TL-YOLOv7网络,AP值达到95.3%,召回率达到92.9%,检测时间最短为每幅0.017s,可以满足茶叶嫩芽采摘的需要。嫩芽识别是实现智能农业装备采茶的关键技术之一,相关研究对解决当前茶叶采摘难的问题具有现实意义。

参考文献

- [1]陶德臣. 战国至南北朝时期茶叶经济的发展[J]. 北方工业大学学报, 2022,34(1):119-125, 156.
- [2]刘瑞欣,严春雨,李飞等. 基于改进YOLOX的茶叶嫩芽目标检测研究[J]. 软件与应用, 2022, 11(6):1404-1414.
- [3]杨福增,杨亮亮,田艳娜,等. 基于颜色和形状特征的茶叶嫩芽识别方法[J]. 农业机械学报, 2009,40(增刊1):119-123.
- [4]韦佳佳,陈勇,金小俊,等. 自然环境下茶树嫩芽识别方法研究[J]. 茶叶科学, 2012, 32(5):377-381.
- [5]孙艳霞,陈燕飞,金小俊等. 名优绿茶智能化采摘关键技术研究进展[J]. 包装与食品机械, 2022, 40(3):100-106.
- [6]陈立辛,王磊,乔印虎等. 基于深度学习的花生米缺陷识别分拣方法研究[J]. 包装与食品机械, 2022, 40(3):65-70.
- [7]许高建,张蕴赖,赖小焱. 基于Faster R-CNN深度网络的茶叶嫩芽图像识别方法[J]. 光电子·激光, 2020, 31(11):1131-1139.
- [8]方梦瑞,吕军,阮建云等. 基于改进tiny的茶叶嫩芽检测模型[J]. 茶叶科学, 2022, 42(4):549-560.
- [9]吕丹瑜,金子晶,陆璐,等. 基于图像处理技术的茶树新梢识别和叶面积计算的探索研究[J]. 茶叶科学, 2023, 43(5):691-702.
- [10]陈威. 基于深度学习算法的茶叶病虫害症状检测的应用研究[D]. 福州:福建农林大学, 2024.
- [11]宋子壮,杨嘉伟,张东方,等. 基于无锚框的红外多类别多目标实时跟踪网络[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(2):401-409.
- [12]Law H, Deng J. Cornernet: Detecting objects as paired keypoints [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich: Springer, 2018: 734-750.
- [13]Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [14]刘原. 基于迁移学习的水稻病害识别模型研究与实现[D]. 长春:吉林农业大学, 2024.
- [15]丁凤霞,刘振中. 基于深度学习算法的铁路货车关键部件故障检测[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(10):38-41,152.
- [16]王云露. 基于深度迁移学习的苹果病害识别方法研究[D]. 泰安:山东农业大学, 2023.
- [17]张震. 深度迁移学习在文本分类问题中的应用研究综述[J]. 信息技术与信息化, 2023(6):121-124.
- [18]吴若冰,路辉,朱昱坤,等. 基于多时间尺度深度学习的窃电用户检测方法研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12):178-184.
- [19]朱龙舜,郑旻璐. 基于双目视觉技术的茶叶嫩芽定位方法研究[J]. 农机化研究, 2025, 47(2):49-53.
- [20]陈静,徐伟,张磊. 基于改进迁移学习的红外光谱图像自适应分割研究[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(1):163-167.